

# Support Vector Machine による経路曲率を考慮した経路生成技術の開発\*

## Path Planning Based on Support Vector Machine with Curvature Consideration

林 里奈  
Rina HAYASHI

鶴田 知彦  
Tomohiko TSURUTA

桑原 健  
Tatsuru KUWABARA

三田 誠一  
Seiichi MITA

For an autonomous driving vehicle, it is important to generate a smooth path, which one can follow without excessive lateral acceleration. In this paper, we propose an approach of applying Support Vector Machine (SVM) to a path planning method for an autonomous vehicle in unknown environment, where obstacles are detected online by the vehicle's sensors. SVM can generate a nonlinear separating surface based on the margin maximization principle. Our method focuses on the optimization of parameter for SVM with Radial Basis Function (RBF) kernel in terms of the road curvature. We verified the effectiveness of this method in the avoiding collision with a parked vehicle scenario. The results of the actual vehicle tests showed that it was possible to generate appropriate paths to reduce lateral acceleration in a variety of situations.

Key words :

*Path Planning, Support Vector Machine, Radial Basis Function*

### 1. まえがき

安全・安心・快適な交通社会を実現する上で、運転支援技術の高度化が求められている。人間の高度な認知・判断・操作を含む運転を自動化するためには、道路状況を検出するセンシング技術はもちろんのこと、安全かつ実用的な速度で障害物との衝突を回避する経路をリアルタイムに生成する経路生成技術が重要となる。これまでにポテンシャル法<sup>1)</sup>をはじめ、数多くの経路生成手法が提案されているが、著者らは Support Vector Machine (以下、SVM)<sup>2)</sup>による経路生成手法に注目している。

SVM は線形分類器の一つだが、カーネル関数と組み合わせることにより非線形分類器に拡張できる。非線形分類境界を生成できるため、滑らかな経路を生成する手法として適している。また、SVM は分類境界から一番

近いデータまでの距離を最大化するマージン最大化という基準に基づき分類境界を生成するため、障害物から一定の距離を保ち、安全を確保した経路を生成することができると考えられる。分類器の中で比較的コストかつ高速に分類境界を生成できる点も、経路生成手法として有効であると考えられる。

これまで、ロボットや超小型電気自動車を用いた実証実験により、低速度域における SVM による経路生成手法の有効性が示されている<sup>3)4)</sup>。運転支援技術として実用化するためには、高速度域における有効性を示す必要があるが、高速度域では応答性の高い制御が要求され、正確に目標経路に追従することが困難である。また、追従はできても車両横方向に過大な加速度（以下、横加速度）が発生するという事態が予想される。安全・安心・快適な運転支援システムの提供を目指す上で、乗員に不

\* (公社)自動車技術会の了解を得て、「2014年春季大会学術講演会前刷集」No.40-14より一部加筆して転載

快感を与えないよう、横加速度の抑制は必要不可欠である。

本稿では、非線形 SVM の変数の一つであるパラメータ  $\gamma$  に注目し、曲率補間等の後処理をすることなく横加速度を抑制できるよう改良した SVM による経路生成手法を提案し、実車評価を通してその有効性を検証したので報告する。

## 2. Support Vector Machine とは

SVM は、Vapnik が 1960 年代に考案した 2 クラスの線形分類器であり、1990 年代にカーネル関数と組み合わせ、非線形分類器へと拡張された。この拡張により、現在、SVM は最も分類性能の優れた手法の一つと言われている。

サンプル  $\mathbf{x}_i$  とクラスラベル  $y_i \in \{\pm 1\}$  とで表される教師データ  $S = ((\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N))$  が線形分離可能であるとき、その線形分類関数を、 $\mathbf{w}$  を重み、 $b$  をバイアスとして、

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b \quad (1)$$

と定義する。  $f(\mathbf{x})=0$  を満たす点集合がクラスを分類する超平面である。

線形分類関数のパラメータをマージン最大化という基準に基づき学習する。すなわち、超平面に最も接近するサンプル（これをサポートベクターと呼ぶ）と超平面との距離  $1/\|\mathbf{w}\|$  が最大となるような  $\mathbf{w}$  を求める。マージン最大化により SVM は高い分類性能を示す。マージン最大化は、以下の制約付き最適問題に帰着される。

$$\min L(\mathbf{w}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad \text{subject to } y_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b) \geq 1 \quad (2)$$

式 (2) に Lagrange の未定乗数を導入し、 $\mathbf{w}$  により微分して得られる式を代入すると、

$$\max \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad \text{subject to } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (3)$$

という双対問題に帰着する。ここで  $C$  は、誤分類とマージン最大化の関係を調整する正則化パラメータである。

式 (3) に対しカーネルトリックを導入することにより、

非線形分類器へと拡張する。Fig. 1 に示すように、非線形変形により教師データを高次元特徴空間へと写像し、写像先の高次元特徴空間において線形分類を行う。ただし、高次元特徴空間における計算は非常に複雑であるため、高次元特徴空間への写像を陰に定義するカーネル関数  $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  を用いると、式 (3) は、

$$\max \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad \text{subject to } \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \quad (4)$$

となる。本研究では、式 (5) に示す Radial Basis Function(以下、RBF) カーネルを用いた。

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2) \quad (5)$$

ここで  $\gamma$  は、分布の半径を制御するパラメータである。

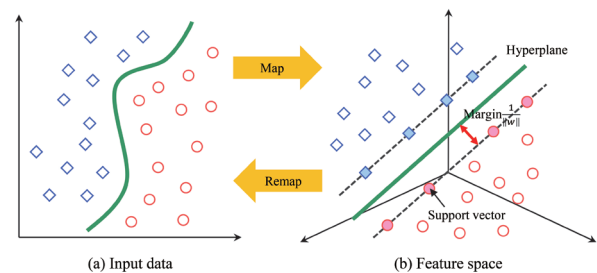


Fig. 1 Nonlinear SVM

## 3. SVM による経路生成手法

SVM による経路生成手法は、大きく分けて三つのステップからなる。自車両に取り付けられた各種センサから、Fig. 2(a) に示す周辺環境情報が得られたとする。まず、取得された白線や障害物の位置を表す 2 次元点群  $\mathbf{x}_i = (x, y)$  を、自車両進行方向に向かって右側のデータ ( $y_i=1$ )、左側のデータ ( $y_i=-1$ ) のいずれかにラベル付けする。次に、非線形 SVM を用いて、ラベル付けされたデータ群  $S = ((\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_N, y_N))$  を教師データとして、各点とのマージンが最大となる超平面を求め (Fig. 2(b))、求めた超平面を自車両が走行する目標経路とする (Fig. 2(c))。

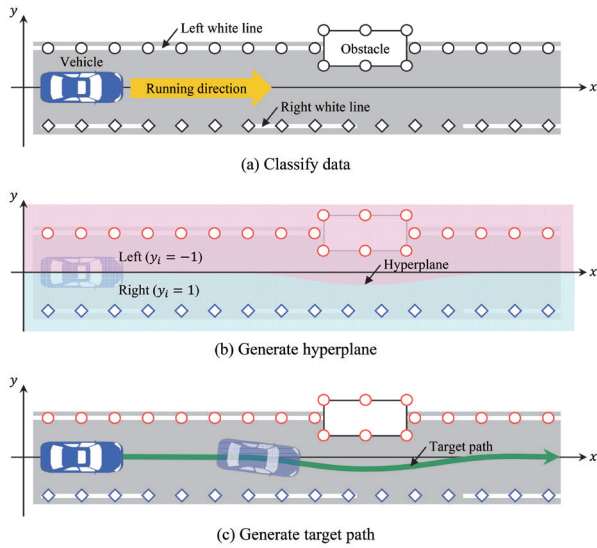


Fig. 2 Application of SVM to Path Planning

## 4. 制御パラメータ $\gamma$ の影響

### 4.1 制御パラメータ $\gamma$ と超平面

式 (5) の RBF カーネルにおいて、パラメータ  $\gamma$  の値を大きくすると、 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  は急速に 0 に近づき、 $\mathbf{x}_i$  の影響を受ける領域が小さくなるため、サポートベクターの数は増加する。逆に、パラメータ  $\gamma$  の値を小さくすると、 $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$  は緩やかに 0 に近づき、 $\mathbf{x}_i$  の影響を受ける領域が大きくなるため、サポートベクターの数は減少する。

サポートベクターは超平面の形状を構成する要素であることから、サポートベクターの数が増加すると複雑な形状、減少すると単純な形状の超平面になると考えられる。したがって、パラメータ  $\gamma$  の値は、分類する対象の特性、特に複雑さに応じて決定する必要がある。

### 4.2 制御パラメータ $\gamma$ と経路曲率

パラメータ  $\gamma$  の値が目標経路 (=超平面) の形状にどのような影響を及ぼすかを検証するため、Fig. 3(a) に示す停止車両回避シーンの経路を複数の値により生成し、目標経路とその曲率を比較した。SVM に与えた教師データは、Fig. 3(b) に示すように、白線を表すデータは自車両前方 100m までの範囲を 1m 間隔で抽出した計 200 点、停止車両を表すデータは車両の角 4 点と各側面の中心 4 点の計 8 点である。

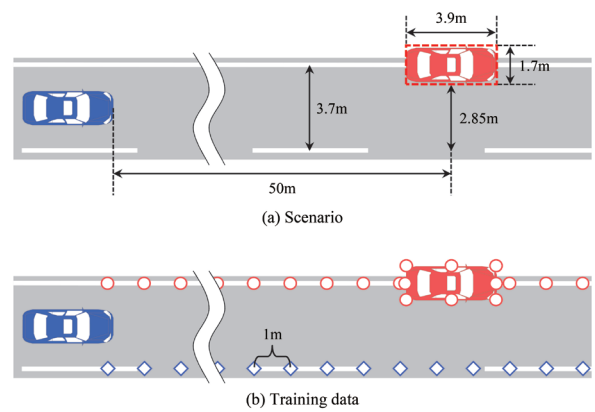


Fig. 3 Simulation Conditions

各値において生成された目標経路とその曲率の結果を

Fig. 4 に示す。

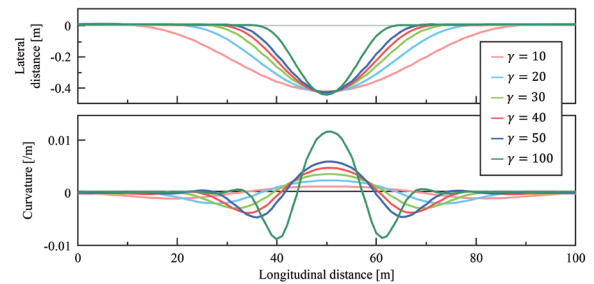


Fig. 4 Result of the Path Planning for Avoiding Collision with a Parked Vehicle

パラメータ  $\gamma$  の値が小さくなるにつれて、停止車両回避のためのオフセットを開始するタイミングが早く、白線中心への復帰を終えるタイミングが遅い経路が生成された。その結果、オフセット中の経路は緩やかになり、曲率は減少する。

目標経路の曲率とパラメータ  $\gamma$  の関係をさらに詳しく検証するため、各目標経路の最大経路曲率を算出した。Fig. 5 にパラメータ  $\gamma$  と最大経路曲率の関係を示す。パラメータ  $\gamma$  の値が大きくなるにつれて、最大経路曲率が線形的に増加することを確認した。したがって、SVM による経路生成手法において、パラメータ  $\gamma$  の値を変化させることにより、経路曲率を調整できると考えられる。

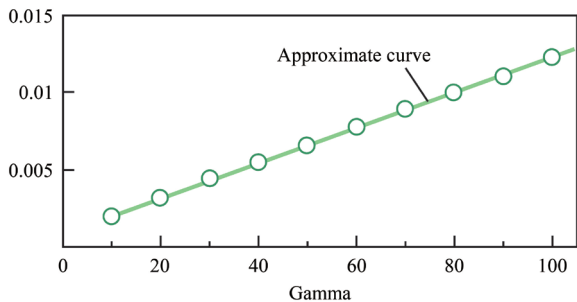


Fig. 5 Relation between Gamma and Maximum Curvature

ところで、車両に発生する横加速度 ( $a_{lateral}$ ) は、通過地点の曲率を  $\rho$ [m], 通過速度を  $v$ [m/s] とすると、

$$a_{lateral} = \rho \cdot v^2 \quad (6)$$

と表される。つまり、速度が一定であれば、横加速度は曲率に比例するというのである。したがって、速度に応じてパラメータ  $\gamma$  の値を調整することにより、横加速度を抑制し、さらには、横加速度に起因する乗員の不快感を低減できると考えられる。

## 5. 実車評価

パラメータ  $\gamma$  の値を調整することにより、車両に発生する横加速度を抑制できるか検証するため、停止車両回避と車線変更の2つのシーンにおける実車評価を行った。

SVMにより生成した目標経路に追従するにあたり、後述の前方注視モデルに基づき目標操舵角を算出し、目標操舵角と自車両の現在の操舵角との差分から、ECU(Engine Control Unit)に与える電流指示値を算出し、電動パワーステアリングモータを制御した。前方注視モデルとは、Fig. 6に示すように、 $T$ 秒後に自車両が到達する可能性がある位置と目標経路との交点を注視点とし、自車両の進行方向と、自車両の重心と注視点とを結んだベクトルがなす角度を目標横滑り角とするドライバモデルであり、目標横滑り角から目標操舵角を算出した。

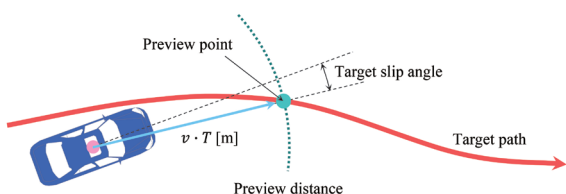


Fig. 6 Driver Preview Model

また、本実車評価では、センサ誤差や認識誤り等といった、経路生成の前処理段階の精度による影響を排除するため、各シーンに応じたマップ情報を保持し、自己位置推定によりマップ上の自車両の現在位置を把握し、教師データを作成、経路を生成した。自己位置は、車両上部に固定した高分解能レーザーレーダ (Velodyne社製)、速度、ヨーレートの情報に基づき推定した。Fig. 7に本実車評価に使用した車両 (Lexus GS430) を示す。



Fig. 7 Test Vehicle (GS430)

### 5.1 停止車両回避シーン

Fig. 3に示す停止車両回避シーンを時速50kmで実車走行した。パラメータ  $\gamma$  の値は、4.2の検証結果に基づき、横加速度の抑制が期待できる10, 20, 30とした。

各値における車両軌跡と操舵角の推移、車両にかかった横加速度の推移の結果をFig. 8に示す。

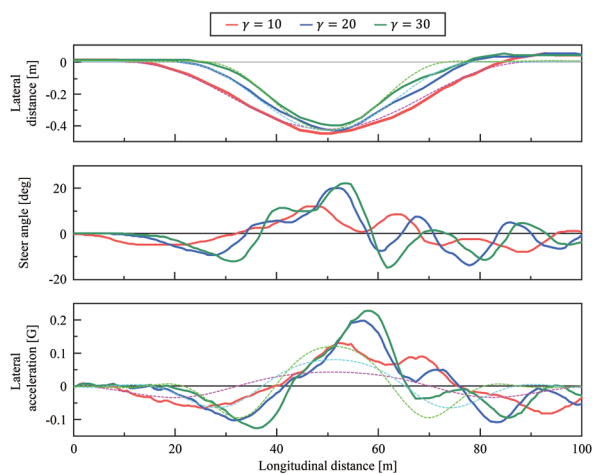


Fig. 8 Result of Avoiding Collision with a Parked Vehicle

パラメータ  $\gamma$  の値が小さくなるにつれて、早い段階から停止車両を回避するよう操舵を開始し、回避後、緩やかな操舵で白線中心へと復帰している。その結果、パラメータ  $\gamma$  の値が 30 の時には 0.24G あった最大横加速度が、10 の時には 0.15G に減少しており、パラメータ  $\gamma$  の値を調整することにより車両に発生する横加速度が抑制されることを確認した。

車両軌跡と目標経路を比較すると、パラメータ  $\gamma$  の値が 10 の時は、白線中心復帰時にオフセットが発生していることを除き、目標経路に追従できている。しかし、パラメータ  $\gamma$  の値が大きくなるにつれて、停止車両回避時のマージンが十分に確保できておらず、白線中心への復帰が遅くなっており、目標経路から外れた軌跡を辿っている。これは、ドライバ注視点が遠方で固定されているため、急なカーブでは目標経路の内側を辿ってしまうドライバモデルによるショートカットが原因と考えられる。また、横加速度と、経路曲率から算出した理論値を比較すると、目標経路と類似した軌跡を辿ったパラメータ  $\gamma$  の値が 10 の時も、理論値の最大横加速度は 0.03G であったのに対し、観測された最大横加速度は 0.15G であり、理論値から大きく外れている。したがって、より正確に横加速度の抑制効果を確認するためには、経路追従手法を検討する必要がある。

## 5.2 車線変更シーン

Fig. 9 に示す車線変更シーンを時速 50km で実車走行した。約 4 秒で車線変更が完了する状況を想定し、白線を表すデータを車線切り替え地点で 50m にわたって抽出しない区間を設けた。それ以外の区間は、停止車両回避シーン同様、1m 間隔で抽出した。パラメータ  $\gamma$  の値は、10、50、100 とした。

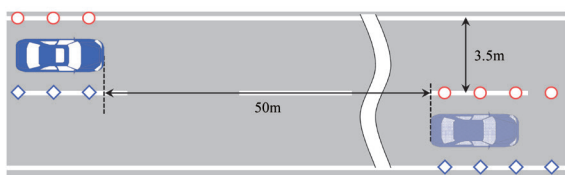


Fig. 9 Experimental Conditions

各値における車両軌跡と操舵角の推移、車両にかかった横加速度の推移の結果を Fig. 10 に示す。

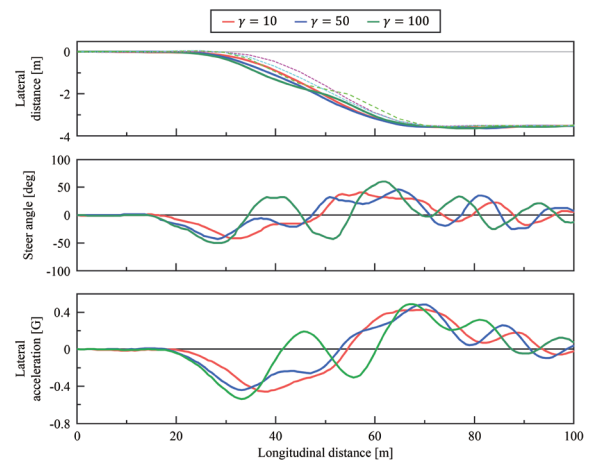


Fig. 10 Result of Lane Change

当初、パラメータ  $\gamma$  の値が小さくなるにつれて、早い段階から車線を変更するよう操舵を開始し、緩やかな操舵で隣の車線の白線中心へ復帰する軌跡を辿ると想定していたが、目標経路の車線変更のタイミングに大きな差はなく、パラメータ  $\gamma$  の値を小さくしても、横加速度の抑制には至らなかった。また、パラメータ  $\gamma$  の値が 100 の時には、オフセットを開始した後、白線をまたいで白線と平行に走行する区間を経て、車線を変更する目標経路が生成されており、操舵角の推移を確認すると、短時間に二度大きな操舵が観測されている。通常の運転では可能性が低い操作であり、乗員に恐怖心を与えてしまう。

このような目標経路が生成された原因として、白線を表すデータを車線変更区間では抽出せずに作成した教師データが、車線変更シーンに適していなかったためと考えられる。したがって、SVM の超平面の形状とパラメータ  $\gamma$  の関係を見直し、シーンに応じた適切な教師データを作成する方法を検討する必要がある。

## 6. むすび

本稿では、SVM による経路生成手法において、パラメータ  $\gamma$  と経路曲率の関心に注目し、曲率補間等の後処理をすることなく横加速度を抑制する手法を提案した。その有効性を実車評価にて検証したところ、停止車両回避シーンにおいて、パラメータ  $\gamma$  の値を小さくすることにより、横加速度を抑制できることを確認した。

一方で、生成した目標経路へ追従するために用いたドライバモデルに問題があり、目標経路に正確に追従でき

なかったことから、今後、より正確に横加速度の抑制効果を確認するため、経路追従手法を検討した上で再評価する。また、今回の実車評価では提案手法の有効性が確認できなかった車線変更シーンについても、シーンに応じた適切な教師データを作成する方法を検討し、再評価する。

## 参考文献

- 1) J. Barraquand, et al. : "Numerical Potential Field Techniques for Robot Path Planning", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 22, p.224-242(1992)
- 2) V. N. Vapnik : "The Nature of Statistical Learning Theory", New York, Springer, 1999.
- 3) J. Miura : "Support Vector Path Planning", Proceedings of the 2006 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, p.3435-3440(2006)
- 4) L. Han, et al. : "Bézier Curve Based Path Planning for Autonomous Vehicle in Urban Environment", Proceedings of the 2010 IEEE Intelligent Vehicle Symposium, p.1036-1042(2010)

## 著者



### 林 里奈

はやし りな

㈱日本自動車部品総合研究所  
研究 2 部 22 研究室  
人共存ロボットの技術開発業務に従事



### 鶴田 知彦

つるた ともひこ

㈱日本自動車部品総合研究所  
研究 2 部 21 研究室  
情報安全分野の研究に従事



### 桑原 建

くわばら たつる

走安システム技術部 システム技術 1 室  
運転支援システム開発に従事



### 三田 誠一

みた せいいち

豊田工業大学 特任教授 (工学博士)  
スマートビークル研究センター長  
信号処理, 画像処理